

分类号: TM863

单位代码: 10335

学 号: 11621033

# 浙江大学

## 硕士学位论文



中文论文题目: 基于电网仿真数据的  
异常检测与可视分析

英文论文题目: English title

申请人姓名: 李宗壮

指导教师: 各类 网络文档

专业名称: 计算机科学与技术


研究方向: 可视化

所在学院: 计算机科学与技术学院

论文提交日期 2015 年 4 月 8 日

## 浙江大学研究生学位论文独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得 浙江大学 或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。


学位论文作者签名： 


签字日期： 2015 年 6 月 30 日

## 学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解 浙江大学 有权保留并向国家有关部门或机构送交本论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅。本人授权 浙江大学 可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索和传播，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

（保密的学位论文在解密后适用本授权书）

学位论文作者签名： 

导师签名： 

签字日期： 2015 年 6 月 30 日

签字日期： 2015 年 6 月 30 日

## 摘 要

由于电网系统的不稳定造成的严重停电问题可导致巨大的经济损失，所以研究电力系统的稳定性一直是电力行业的一个核心问题。其中电网数据的异常检测和电网的故障检测占据着重要的地位。传统上，电力行业工作者仅是对电力系统的稳定性进行定量的分析，难以以更为高效的方式来进行。因此，本文作者所在团队与中国南方电网合作，着力开发构建了对电网数据进行异常检测和故障检测的可视系统。本文所描述的工作具有三个重要贡献：（1）设计并实现了一款支持用户对电网的异常及故障进行识别的可视分析系统；（2）将视觉编码与统计质量控制方法相结合，提供了一种能够考察多个变量对系统稳定性所造成的影响总和的研究方法；（3）一套用于多变量时变数据、能使分析人员随时检测电网异常，具体分析故障的可视系统。本文主要介绍电网数据的异常与故障检测和可视系统的实现和测试两方面。本文作者在本文系统开发过程中所做的贡献。

**关键词：** 异常检测，故障检测，可视分析，电力网络，统计质量控制，深度神经网络

## Abstract

Because the serious blackouts caused by the instability of power grid system can lead to huge economic losses, the study of power system stability has always been a core issue in the power industry. Power grid data anomaly detection and power grid fault detection occupy an important position.

Traditionally, the power industry workers only make quantitative analysis of the stability of the power system, which is difficult to carry out in a more efficient way. Therefore, the author's team cooperated with China Southern Power Grid to develop and construct a visual system for anomaly detection and fault detection of power grid data. The work described in this paper has three important contributions: (1) Design and implement a visual analysis system to support users to identify anomalies and faults in power grids; (2) Combine visual coding with statistical quality control method to provide a total of effects of multiple variables on system stability. Research methods; (3) A visual system for multi-variable time-varying data, which can enable analysts to detect abnormal power grids at any time and analyze specific faults.

This paper mainly introduces the contribution of the author in the development of the system from the aspects of anomaly and fault detection of power grid data and the realization and testing of the visual system.

**Keywords:** Anomaly detection, fault detection, visual analysis, power network, statistical quality control, deep neural network

插 图

1-1	标准电网格式 .....	2
1-2	Leadlines .....	5
1-3	Cloudlines .....	5
1-4	并置法刻画图随时间发生的变化 .....	5
1-5	WordLines 系统概览 .....	6
3-1	控制图 .....	11
4-1	MLSTM-FCN .....	17

## 表 格

3-1 算法 1 .....	13
----------------	----

# 目 次

摘要 .....	I
Abstract .....	II
插图 .....	III
表格 .....	IV
目次	
1 绪论 .....	1
1.1 课题背景 .....	1
1.1.1 电网数据 .....	1
1.1.2 异常检测 .....	1
1.2 可视分析 .....	2
1.3 相关工作 .....	3
1.3.1 异常检测及异常检测可视分析 .....	3
1.3.2 电网异常检测 .....	3
1.3.3 电网故障检测 .....	3
1.3.4 时序多变量数据可视分析 .....	4
1.4 本文工作 .....	6
1.5 章节安排 .....	6
2 数据与分析任务 .....	8
2.1 数据 .....	8
2.1.1 仿真数据 .....	8
2.1.2 电量数据 .....	9
2.2 分析任务 .....	9
2.2.1 异常检测任务 .....	9
2.2.2 故障检测任务 .....	9

3	统计质量控制 .....	10
3.1	控制图与统计质量控制 .....	10
3.1.1	控制图理论的基本思想 .....	10
3.1.2	统计质量控制的基本思想 .....	10
3.2	已有统计质量控制图分析 .....	11
3.2.1	各个控制图的特点特征 .....	11
3.2.2	最终选择 .....	12
3.3	异常检测算法 .....	13
3.3.1	shewhart 统计质量控制方法原理 .....	13
3.3.2	基于 shewhart 方法改进的异常检测算法 .....	13
3.4	实验结果 .....	13
3.4.1	算法复杂度、效率 .....	13
3.4.2	检测结果分析 .....	13
4	故障检测 .....	14
4.1	故障检测问题 .....	14
4.1.1	具体问题 .....	15
4.1.2	问题抽象 .....	16
4.2	深度神经网络模型 .....	16
4.2.1	选择深度神经网络的原因 .....	16
4.2.2	RNN 原理 .....	16
4.2.3	基于 RNN 的 LSTM 模型 .....	16
4.2.4	LSTM-FCN 的网络结构与原理 .....	17
4.3	具体实现 .....	18
4.3.1	数据处理 .....	18
4.3.2	参数设置（调参过程） .....	18
4.3.3	实现 .....	18
5	系统设计与可视设计 .....	19
5.1	系统实现 .....	19
5.1.1	系统结构 .....	19
5.1.2	后端设计 .....	20
5.1.3	前端设计 .....	21
5.2	可视设计 .....	23
5.3	实验结果与案例分析 .....	23



6	总结与展望 .....	24
6.1	讨论 .....	24
6.2	未来工作 .....	24
6.3	总结 .....	25

# 1 绪论

## 1.1 课题背景

### 1.1.1 电网数据

电网是电力系统的典型形式，描述为通过组织良好的配电系统从发电机向用户传输电力的网络。电力系统是一个实时运行的物理系统，其中含有大量发电机、线路、变压器，以及负荷等不同类型的、不同特性的元件。为了保障电力系统的安全运行、避免停电事故，需要对电网的运行作出预先安排，并对电网发生的故障和重要事件进行及时分析。电网的典型表示是用节点代表母线，而节点之间的连线则代表连接两条母线的电力线，特殊的，带有闪电标志的节点代表了发电机，如图 1-1 所示。电网是复杂的、动态的、多方面的系统。

典型的电网由两种类型的输电线路组成：母线和电力线。母线用来收集和分配电力。负载和发电机是分布在部分母线上的两种典型装置，它们分别消耗和发电。用于连接母线的电力线，包括交流线路和 DC 线路。电力线上的变压器降低从源总线到相应电压电平的目标总线的待输送电压。电网的运行状况通常由十几个总线上的变量来表征。电网仿真工具基于电网单元的数学建模来监测电网运行状况。

### 1.1.2 异常检测

本文基于数值模拟数据，特别是暂态稳定数据，对电网稳定性进行了可视化分析。特别地，将统计质量控制（SQC）方法集成到具有创新视觉设计的稳定性时间的检测和研究中。对基于 SQC 的方法的增强促进了细粒度的稳定性判断，而细粒度的稳定性判断又通过富有表现力的视觉证据得到增强。将 SQC 方法、可视化编码、领域知识和领域专家的经验无缝结合视为推进智能电网的新机会。我们的工作密切合作领域专家和经验丰富的电力仿真运营商。它们提供领域经验、程序、数据集和分析任务。最终设计和实现了一个综合的视觉系统，以支持多时间序列的视觉探索和分析，识别和区分显著的不稳定模式。支持电网的异常、不稳定和故障的勘探、识别和推理的可视化分析系统。视觉编码和 SQC 方法的系统集成，为研究可能影响系统稳定性的多个相关因素的联合效应提供可靠的视觉

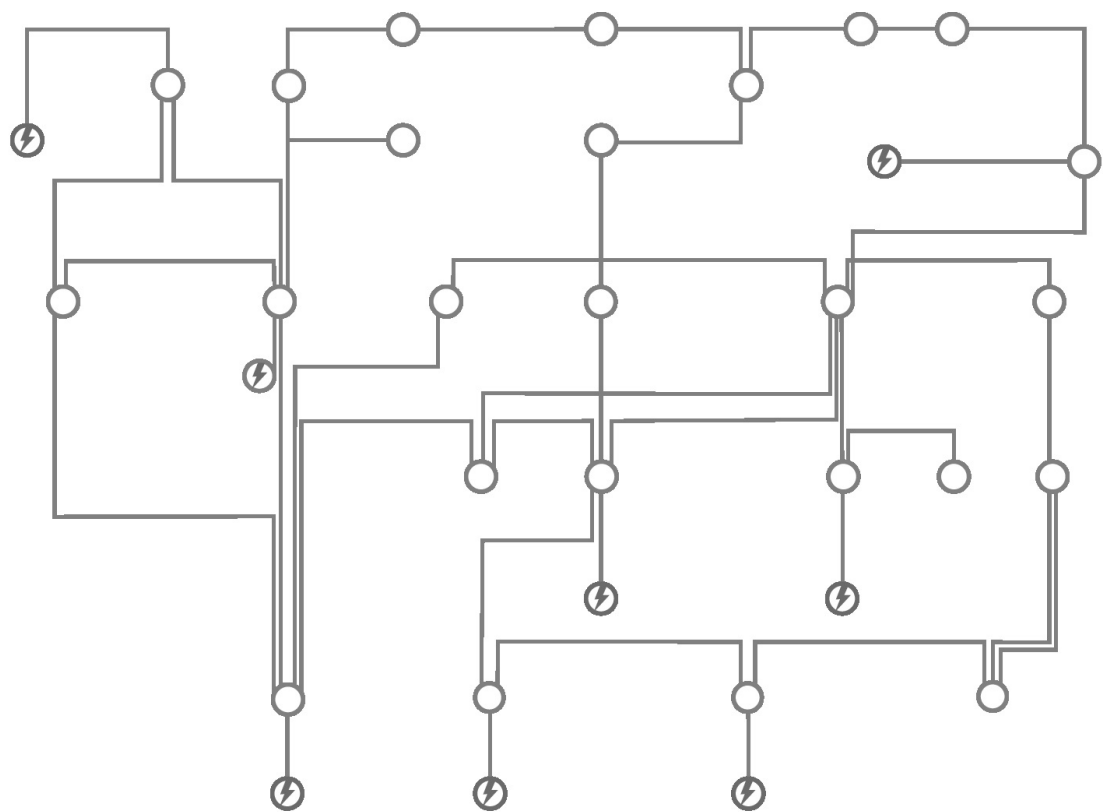


图 1-1 标准电网格式

证据。一套用于数字时间序列的视觉设计，使分析人员具有对全球趋势、局部变化和多变量随时间变化的相关性的视觉检查的能力。

1.2 可视分析

在人类的各类感觉器官中，人眼具有最强的信号处理能力。因此视觉是获取信息的最重要通道，超过 50 可视化是人类在认知过程中产生的对事物的认知视图，易于理解并有利于知识交流。而信息可视化是让计算机绘制动态、交互的外部辅助视图，目的是增强人的认知能力。

随着数据规模的增加，直接呈现数据会导致显示空间不足、图元遮挡、绘制效率低等问题。另外，现代分析任务更加复杂，仅仅依赖可视化难以令人发现隐藏在数据背后的模式，迭代式交互分析是领域专家认识和理解数据的重要方法。为此，可视化专家提出了可视分析概念，它是一种通过交互式可视化界面来辅助用户对大规模复杂数据集进行分析推理的科学和技术。可视分析不仅仅是可视化，它集成了可视化、人的要素（如交互、认知、感知、合作、表示和传播）和数据分析等。相对于可视化，可视化分析整合了信息分析、地理空间分析和科学分析等技术，而且人的要素在人与机器的通信过程和决策过程中起到

非常重要的作用。可视分析是人的智能（知识和经验）和机器智能（计算）多次协作的迭代过程。

可视分析有效融合了计算机强大的计算能力和人的认知能力，能够发挥二者的优势完成各自擅长的任务。因此，可视分析是交叉融合了可视化、人机交互、认知科学、数据挖掘、信息论、决策理论等研究领域的新研究方向。

可视分析需要合适的载体，而电力系统数据便是合适的载体。电力系统稳定是电力系统中的一个基本问题。电力工业因系统不稳定性会引起严重的停电事故和巨大的经济损失。电网是电力系统的一种经典形式，被描述为通过发电机向用户传输电力的网络，一个结构良好的分配制度。一个电网是复杂的、动态的、多方面的系统。直到现在还没有一种可行的方法来纪录系统的情况。控制实验对实际的电力系统可能会造成意外的损失。这使得模拟计算性能分析成为唯一可以接受的方法。目前在实际应用中已经验证，模拟计算可以达到比较精确的测试。定期运行数据模拟，对实际事件进行推理，预防性问题分析。

在可视分析中所提供的数据驱动的分析工具，能够有助于分析人员从更多地角度、更深入地探索海量仿真数据中所蕴含的规律，使得电网运行分析具有更强地研究性，适应我国电网高速发展的现状。

## 1.3 相关工作

### 1.3.1 异常检测及异常检测可视分析

异常检测在分析动态系统中占据着及其重要的地位，特别地，可视化为识别和发现异常提供了视觉帮助。不同的领域需要各种可视化手段，以适应数据特征和领域问题的具体特征。

### 1.3.2 电网异常检测

### 1.3.3 电网故障检测

近年来，电网故障分析在电力领域得到了广泛的研究。解决这一问题的工作主要分为三类：诊断 [6]、控制 [13、38、48、52] 和结果分析 [25、31、41、51]。增强的建模和仿真是两种基本的方法，如双馈感应发电机（DFIG）模型 [38]、基于拓扑的 Crucitti-Latora 模型 [11, 25]、时域仿真 [48] 等。

然而，随着电网故障复杂度的增加，将计算与其他适当方法结合起来的 demand 也越来越

大 [43]。在文献中已经对机器学习模型进行了测试, 包括支持向量机 [22]、决策树 [20]、Q-学习 [50]、长短期记忆 [53]。大多数现有工具的准确率均在 80

为此, 引入可视化分析方法以促进交互式故障分析。商业工具如 Power World[1]、Green-Grid[47] 和 Grid-IE[2] 提供了一套可视化工具包来增强情景感知。然而, 仅支持有限的故障分析特征。王等。[46] 通过高维数据可视化, 开发一个针对大规模场景的应急分析的多级解决方案。(在这里添加另一个工作) 然而, 发现错误和异常模式并不在这些作品的范围之内。我们的方法通过赋予机器学习模型以可解释和可操纵的视觉界面来提高现有故障发现解决方案。

从异常数据集中识别和总结显著异常模式的能力是至关重要的, 因为异常模式和平凡模式之间缺乏清晰的边界 [8]。因此, 异常模式分析在很大程度上依赖于人类专家的经验 and 知识。

视觉分析因此可以发挥重要作用, 支持解释和拓宽理解。一些研究已经使用基本的可视化, 如区域地图 [34] 和树表示 [28] 来识别令人惊讶的时间模式。汤姆等人。(44) 和蔡等人。[7] 进一步采用基于交互式地图的术语云来从社交媒体消息中发现时空模式。另一些则涉及更直观和可理解的视觉表示, 以支持异常模式的比较和上下文分析。谢等。[49] 应用节点线隐喻来紧凑地保持不同用户模式之间的多变量时间和上下文相关性。曹等。(4, 5) 介绍了一种新的 Z-字形设计, 并开发了全局三角形网格布局以进行高效的用户行为比较。

最近, 机器学习方法已经深深地嵌入到视觉界面中。赵等。(55) 在交互式线程流设计中集成了自动异常检测算法。用户能够描述转发线程的特征。另一项名为 Voila[3] 的工作提出一种基于张量的异常分析算法, 该算法通过上下文可视化系统增强, 用于流式时空数据。我们遵循了现有视觉分析方法的类似路线图, 但是通过结合独特的深层学习方法, 我们的方法不同于传统的方法。

### 1.3.4 时序多变量数据可视分析

大数据时代, 数据的复杂性与日俱增。为了更好的表现出时序多变量随着时间序列的数量和复杂性的增加, 在视觉分析中需要比较手段。一般的, 信息可视化的比较设计分为以下几类。

并列法 (Juxtaposition) 按照时间 (空间) 的顺序对时间序列数据进行排列。比较典型的有如图 1-2 所示的 LeadLine 和如图 1-3 CloudLines, 它们通过在原子级显示多个时间序列而不进行聚合, 从而将并置方法扩展到多个时间序列的大规模数据。

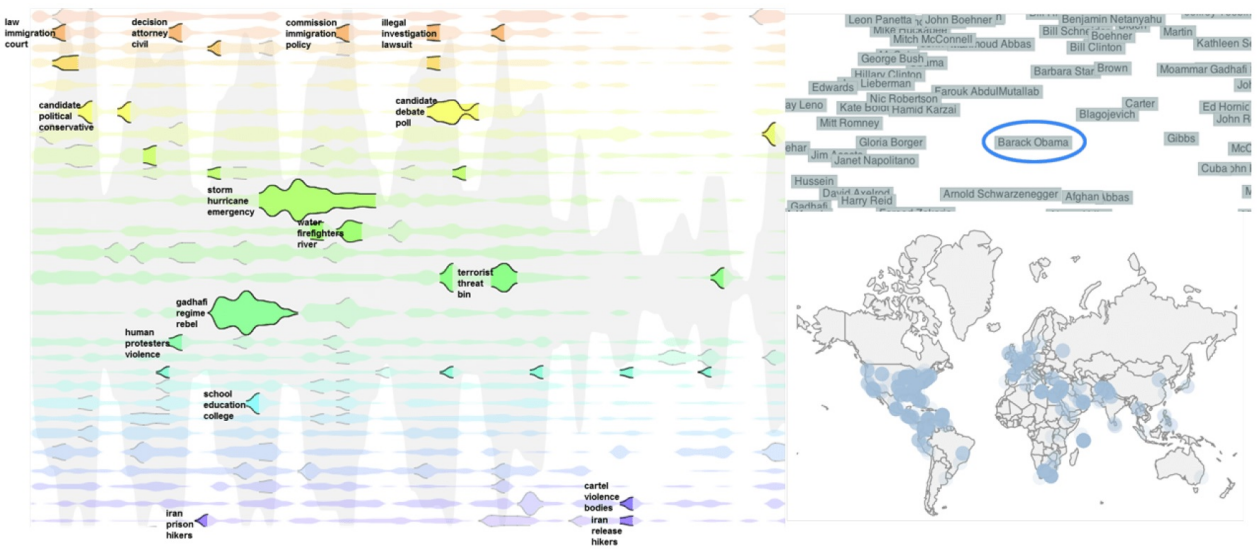


图 1-2 Leadlines

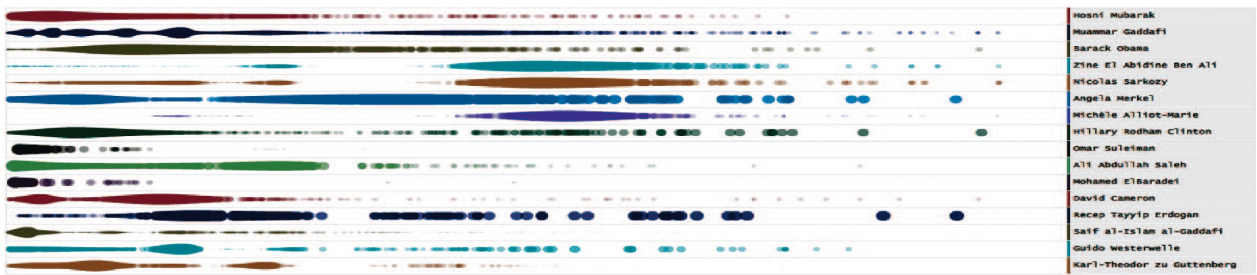


图 1-3 Cloudlines

交叠法（Superposition）在同一空间中覆盖多个对象，通过比较具有不同颜色或透明度的层，用户可以直接观察对象之间的差异。Collberg 等人使用了并置法将多张研究对象的快照放置在同一空间中以显示图随时间发生的变化，如图 1-4 所示。

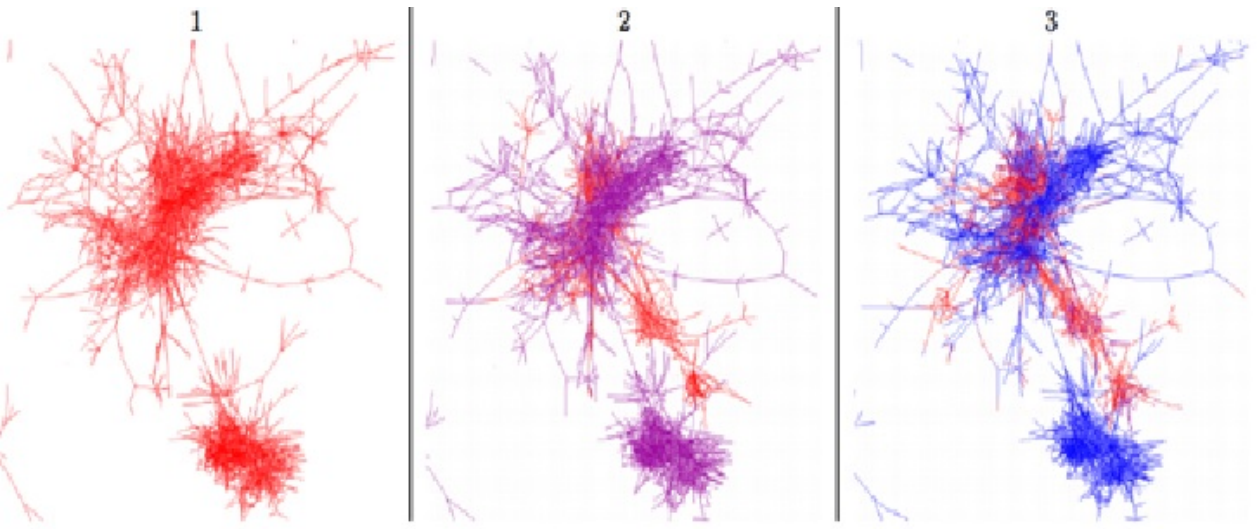


图 1-4 并置法刻画图随时间发生的变化

显式编码法（Explicit Encoding）利用时间序列数据的不同视觉编码来揭示对象之间的关系或对比。**World Lines** 是多重集成仿真比较可视化的一个复杂例子，其视觉设计结合了包括了上述的三种设计，表现如图 1-5 所示。

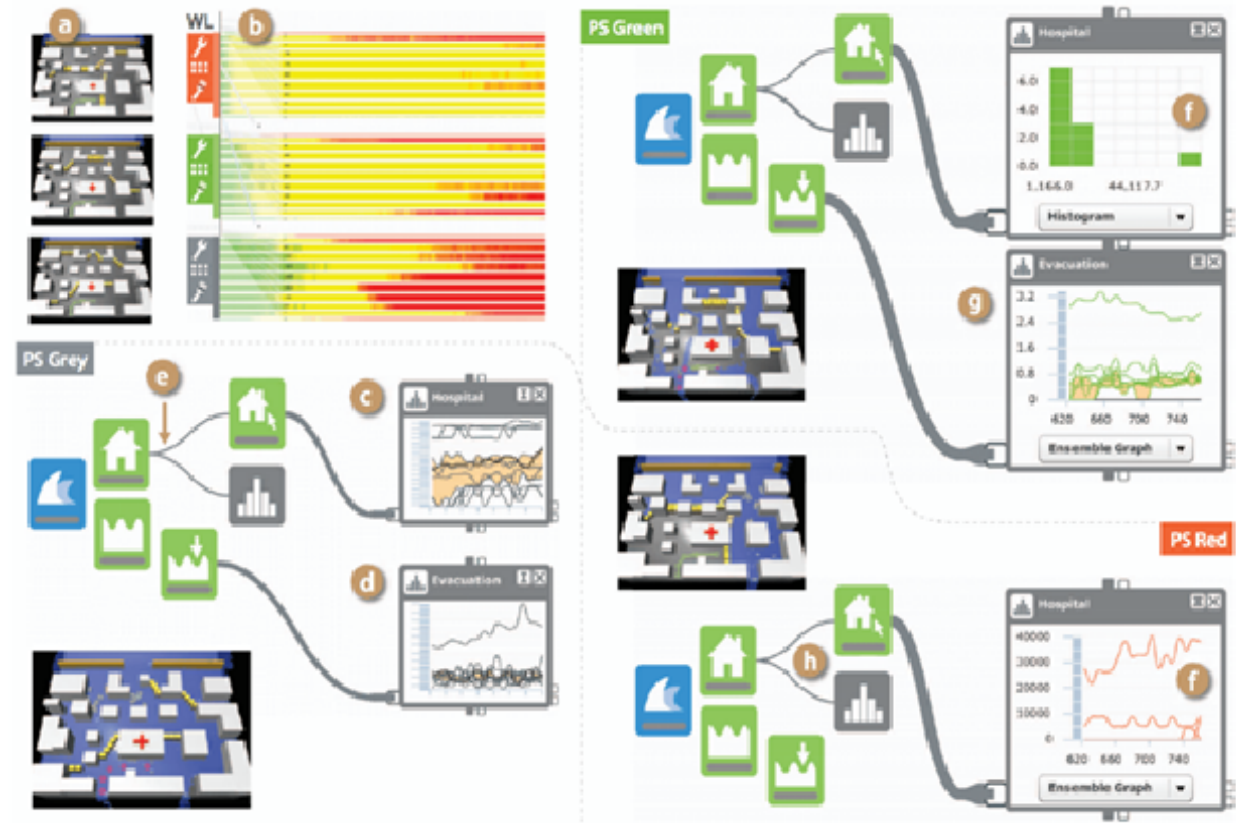


图 1-5 WordLines 系统概览

1.4 本文工作

本项目根据获得的相关电网数据，包括电网各个关键节点（母线）的电压值、频率值等，以及发电机之间的相对功角值，对电网的异常和故障采取合适的方式进行检测。同时还会将这些内容以可视化的方式简单的呈现出来，来方便相关研究人员的理解 and 处理。最后，我们会使用数据来验证用到的所有算法的合理性与准确性。

1.5 章节安排

本文第二章介绍了电网数据并进行了关于异常故障检测的任务分析，以便于进行下一步的研究；第三章便是根据任务选取了统计质量控制的方法来进行异常检测，并对现有的统计质量控制方法进行了具体的介绍；第四章是对于故障检测的处理，选用了 RNN 的深

度神经网络模型，并给出了具体的实现和相应的结果；第五章便是整体系统的呈现，包括前端设计，后端设计等诸多方面，还对具体的案例进行了分析；第六章包括了作者对整个系统的总结和未来的展望。



## 2 数据与分析任务

### 2.1 数据

#### 2.1.1 仿真数据

仿真数据，尤其是暂态稳定计算在指导电网稳定运行中起着重要的作用。仿真数据通常是描述每个节点中每个变量的演变的一组时间序列。在模拟它的运行、故障和恢复过程中，不同形式的不稳定性伴随着它的演化过程而出现。数值模拟方法如李亚普诺夫函数及其变分已被证明是研究动态和瞬态不稳定性的独特手段。因而，分析人员要识别故障事件的发生，研究故障事件的类型和模式，并通过分析变量的时间序列来推断故障事件的原因，是非常麻烦的。目前缺乏定量描述电力系统稳定状态的理论模型。传统的统计方法，如统计质量控制，提供了基于点的稳定性判断，但对于刻画全局趋势和模糊变化是低效的。

电力系统仿真分析广泛应用于电力系统运行、规划、设计等领域，是电力系统的一项基础性支撑技术。经过数十年的发展，我国基于机理模型的电力系统仿真计算技术已处于世界前列，已有 PSD、PSASP、ADPSS、PS-Model，以及全过程仿真软件等诸多广泛应用的自主知识产权优秀产品，可以基本满足大电网仿真分析的需求。

电力系统仿真分析中的“仿真”是指对电网元件进行数学建模，使用微分-代数方程组表达各个元件的外特性，通过求解这个方程组得到系统的状态变量值，从而掌握整个系统的情况。“分析”则是基于得到的仿真结果进行系统特性研究、控制措施制定等工作。在实际工作中，电网仿真分析可以看作是“提出假设”与“计算验证”的循环过程。传统的仿真数据分析方式有着各种限制。首先是需要耗费大量人力，电网的日益复杂，使得人力的需求大大增加；其次是十分依赖专家的经验，分析的结论与专家的经验水平息息相关，能否发现问题和能否找出解决方法都取决于专家；再就是容易出现漏洞，由于主要依赖人工分析，难免发生错漏的现象；最后是无法控制误差。

先进的仿真计算技术必须要有先进的数据分析技术和人机交互方式才能充分发挥其作用。虽然目前的各类电网仿真软件均由结果可视化和报表功能，但其着重点仅限于数据的展示，对于数据规律的分析主要还是依靠人工进行只能观察很少的重要元件和断面。这极

大地限制了对仿真结果和仿真能力的应用，使得许多在计算结果中蕴含的电网运行规律难以被发现。

### 2.1.2 电量数据

电量数据即为电网中各用户实际上所使用的电量。相比于仿真数据，电量数据同样是一组描述各个节点中每个变量演变的一组时间序列。但不同于仿真数据专注于模拟电网的故障、恢复等，电量数据的时间跨度更大，数据更为繁杂。基于数据本身的特点，电量数据更多的是描述电网平稳状态时的变化，对于电网运行的规律有着极好的体现。但相对的，电量数据的冗余信息也更多，在数据的前期处理上也更为复杂。

## 2.2 分析任务

本文的主要目标便是做出一个可以用于电网异常检测和故障检测的可视系统，用以方便相关研究人员的分析和处理。

### 2.2.1 异常检测任务

### 2.2.2 故障检测任务

### 3 统计质量控制

统计质量控制 (SQC) 方法广泛用于监控过程, 以确保合格确认产品的比例。在各种 SQC 方法中, 控制图在测量过程稳定性和检测显著变化方面表现出突出的性能。在本文中, SQC 和控制图的理论构成了异常检测的基础。

#### 3.1 控制图与统计质量控制

##### 3.1.1 控制图理论的基本思想

控制图亦称“质量管理图”、“质量评估图”。根据数理统计原理分析和判断工序是否处于稳定状态所使用的、带有控制界限的一种质量管理图表, 是对过程质量特性进行测定、记录、评估, 从而监察过程是否处于控制状态的一种用统计方法设计的图。它是一种有控制界限的图, 用来区分引起的原因是偶然的还是系统的, 可以提供系统原因存在的资讯, 从而判断生产过於受控状态。控制图按其用途可分为两类, 一类是供分析用的控制图, 用来控制生产过程中有关质量特性值的变化情况, 看工序是否处于稳定受控状; 再一类的控制图, 主要用於发现生产过程是否出现了异常情况, 以预防产生不合格品。

标准的控制图如图 3-1 所示, 图上有三条平行于横轴的直线: 中心线 (CL, Central Line)、上控制线 (UCL, Upper Control Line) 和下控制线 (LCL, Lower Control Line), 并有按时间顺序抽取的样本统计量数值的描点序列。UCL、CL、LCL 统称为控制线 (Control Line), 通常控制界限设定在  $\pm 3$  标准差的位置。中心线是所控制的统计量的平均值, 上下控制界限与中心线相距数倍标准差。若控制图中的描点落在 UCL 与 LCL 之外或描点在 UCL 和 LCL 之间的排列不随机, 则表明过程异常。

##### 3.1.2 统计质量控制的基本思想

统计质量控制简称 SQC, 是在质量控制图的基础上, 运用数理统计的方法使质量控制数量化和科学化, 有效预防和控制工序质量。

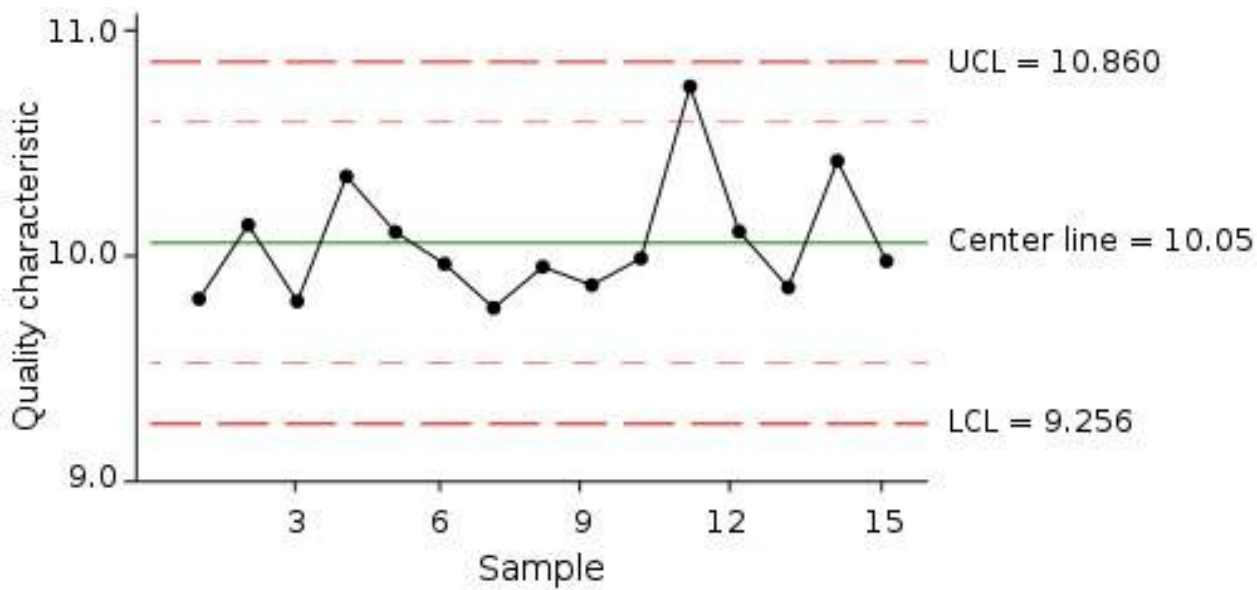


图 3-1 控制图

3.2 已有统计质量控制图分析

休哈特控制图、CUSUM（累计和控制图）、EWMA 控制图 (Exponentially Weighted Moving-Average) 以及 profile 控制图是统计质量控制领域应用广泛的几种控制图。为了更好的实现我们所追求的异常检测的效果，对于各个控制图都做了相应的研究和分析。

3.2.1 各个控制图的特点特征

休哈特控制图是由美国的贝尔电话实验所的休哈特 (W.A.Shewhart) 博士在 1924 年首先提出管制图并使用。常规的休哈特图包括计量控制图四种：均值—极差控制图 ( $\bar{X}$ —R)、均值—标准差控制图 ( $\bar{X}$ —Rs)、中位数—极差控制图 ( $\bar{X}_{med}$ —R)、单值—移动极差控制图 ( $x$ —Rm)；计数控制图四种：不合格品率控制图 (P)、不合格品数控制图 (Pn)、缺陷数控制图 (C)、单位缺陷数控制图 (U)。休哈特控制图是利用了当前样本的信息来检测过程是否受控，因此休哈特控制图对于大票一有着较好的检测效果。

为了提高控制图对中小漂移的检测效果,Page 在 1954 年提出了累计和控制图(CUSUM),使用 CUSUM 控制图可以检测过程中的小偏差。CUSUM 控制图标绘每个样本值与目标值之间偏差的累积和 (CUSUM)。由于 CUSUM 控制图是累积的，因此即使是过程均值中的微小波动也会导致累积偏差值的稳定增加（或降低）。在 CUSUM 中，如果时间点的累计值和平均值之间的差值高于给定阈值 [9]，则时间点被检测为异常。

除了 CUSUM 控制图以外，还有一种控制图对于中小漂移非常邮箱，那就是指数加权滑动平均 (Exponentially Weighted Moving-Average, EWMA) 控制图，使用 EWMA 控制

图同样可以检测过程均值中的小偏差，而不会受到低值和高值的影响。EWMA 控制图可以监视指数加权移动平均值，这些移动平均值可去除低值和高值所带来的影响。观测值可以是单个测量值，也可以是子组均值。EWMA 控制图的好处在于低值或高值对于它们的影响不大。

之前的集中控制图，总是假设过程的质量信息可以有产品的某一个质量属性的分布描述出来。比如一个生产饮料的过程，可以通过质量额分布从一定程度上描述生产线是否正常运行。但是，随着工业领域自动化的高灵敏度传感器等众多设备的普及和应用，以及信息服务业领域高性能计算机科技的不断发展，在线大规模、高维、复杂数据的快速收集得以实现。在许多问题中，我们所关心的产品质量不再是简单的某个或者某几个指标的均值或者方差，而生需要用一些自变量和响应之间的关系才能更好刻画。也就意味着，在抽样点上，我们得到的观测值可以看作是一些回归曲线。这些问题都被成为 **profile** 数据问题。基于此的控制理论和方法便是 **profile** 控制图。

### 3.2.2 最终选择

结合电网数据特色与分析任务，我们最终选择了 **shewhart** 控制图。原因如下。

具体地说，有两种控制图很符合我们的要求：累积和控制图（CUSUM）和休哈特图。两者都能够检测来自变量时间序列的异常间隔。在 CUSUM 中，如果时间点的累计值和平均值之间的差值高于给定阈值 [9]，则时间点被检测为异常。沿着时间线绘制检测的时间点导致 **CuSUM** 图。

或者，**Shewhart** 方法寻求计算均值和范围在均匀划分的区间上从标准值到均值的偏移，并识别具有大偏差的区间，从而产生两个离散时间区间序列的平均值和范围。为了实现对随时间变化的稳定性的逐点分析，我们提出将时间划分方案修改为连续窗口滑动方案。

虽然 CUSUM 和休哈特方法都满足时间序列异常检测的要求，但是休哈特方法优于 CUSUM 方法有三个原因。首先，CUSUM 在样本服从正态分布的假设下检测均值的偏移，这在大多数情况下是不成立的。第二，当发生故障时，在基础时间点使用从平均值的偏移可能失败，因为平均值本身可能存在很大偏差。第三，CUSUM 采用累积和，这可能影响从不稳定状态恢复的最终稳定状态的判断。

### 3.3 异常检测算法

#### 3.3.1 shewhart 统计质量控制方法原理

#### 3.3.2 基于 shewhart 方法改进的异常检测算法

或者，Shewhart 方法寻求计算均值和范围在均匀划分的区间上从标准值到均值的偏移，并识别具有大偏差的区间，从而产生两个离散时间区间序列的平均值和范围。为了能够对随时间变化的稳定性进行逐点分析，我们提出将时间划分方案修改为连续窗口滑动方案。在算法 1 中示出了我们改进的休哈特算法的细节。

表 3-1 算法 1

改进的休哈特方法
输入：时间序列 $X$ ，时间点向量为 $i = 1, \dots, n$ ；滑动窗大小为 $s$ ；阈值参数为 $t_1, t_2$ ；
输出：所有节点的自动检测部分 $\cup i$ ；
$\sigma(X) = X$ 的标准距离
$R = X$ 的范围
计算 $m_i$ 和 $r_i$ ： $m_i = (\sum_{j=l}^h x_j) / (2 \times s)$ ； $r_i = \max_{l \leq j \leq h} x_j - \min_{l \leq j \leq h} x_j$ ；其中 $l = \max(1, i - s)$ ， $h = \min(n, i + s)$ ；
当 $m_i$ 超过一个阈值 $H = c \pm t_1 \times \sigma$ ， $t_1 \geq 1$ （ $c$ 代表异常发生前的正常值），时间点 $i$ 是确定的；
当 $r_i$ 超过一个阈值 $H = t_2 \times R$ ， $0 < t_2 < 1$ ，时间点 $i$ 是确定的；
输出 $\cup i$

### 3.4 实验结果

#### 3.4.1 算法复杂度、效率

#### 3.4.2 检测结果分析

## 4 故障检测

### 4.1 故障检测问题

随着电子设备的日益普及，电能消耗不断增加，对电源的质量和连续性提出了更高的要求。然而，电网中的母线（节点）和电力线（链路）构成输电网络，不可避免地会遇到故障。由于物理电力系统的复杂动态特性，一旦发生故障，电网的保护机制就会在人为操作之前采取自动控制措施，以保持系统的可靠性、安全性和稳定性。控制动作的选择取决于故障的性质，包括其类型和位置。故障定位的快速诊断不仅有助于保护机制对采取正确行动作出及时的判断，而且可以为分析人员提供更深入的洞察力，并可以关联电网运行状况与此类故障的影响方式。因此，分析员能够调整元件并调整保护设施，继而改善保护机制。

（根据领域专家的要求，我们专注于他们最感兴趣的复杂故障类型，即三相短路故障的诊断。三相短路故障涉及三个不同的连接电力线。其中一个电源线，其中短路被触发，被认为是故障中心。另外两个是在短路发生后不久，电网自动切断电源线以保护相关的设备。如果由中心电力线连接的两条母线位于 A 区，则 A 区发生故障。对于将 A 区母线与 B 区母线连接的中心电力线，故障位置定义为区域 A-B。）

关于三相短路故障的诊断，以下的几个特点是值得注意的。时间波动。模拟器记录一组变量以监视电网的运行状况。三相短路故障导致这些变量的时间波动，表现为不同幅度和频率的波动。这一特征是表明这种故障存在的最直接的证据。

联合进化模式。尽管个体变量存在波动，但成对变量之间也存在联合演化模式。在电网的不同部位可以发现连接模式，表明三相短路故障的冲击模式。这一特征概括了这样一种故障的行为。

母线之间的影响。电网是从母线到母线传输电力的平衡网络。这种传输关系导致母线之间的相互影响，造成地区之间的故障冲击。这一特性揭示了三相短路故障的严重性。

考虑到这些特点，我们将故障诊断问题定义为复杂的多变量时间序列分类问题。使用三个变量的时间波动来确定是否存在故障，我们列出了所有节点的三个变量的时间序列，并将它们视为不同的变量，以发现联合演化模式和影响模式，这有助于将故障定位到特定

区域。

#### 4.1.1 具体问题

为了解决这个问题，来自机器学习界的研究人员已经建立了各种分类模型来确定故障位置，并且报告的结果具有很大的潜力。将神经网络 [6,35] 和支持向量机 [32,39] 等解集成到传统的估计模块中，成功地提高了定位精度。由于三个原因，这些方法是优选的。首先，由于这些方法的鲁棒性和较强的学习能力，不需要为各种故障位置建立完整的知识库。第二，这些方法能够处理不同拓扑结构的电网，这在传统方法中通常是缺乏的。此外，机器学习模型通过考虑从整个网格中提取的特征来分析故障，因此可以产生高精度的估计。

虽然这些机器学习方法在故障定位诊断方面显示出强大的优势，但是电网分析人员仍然面临着一些关键的挑战。一方面，电网运行状态在故障情况下动态变化。发生在电网不同部分或不同阶段的变化相互影响，导致级联故障的传播 [25]。然而，现有的机器学习方法无法捕捉这些变化之间的相关性或时间依赖性。另一方面，诊断结果和诊断逻辑之间仍然存在巨大的差距。分析人员很少了解位于特定区域的故障何时以及如何影响这个和其他区域的操作条件。分析人员也不能从诊断列表中区分出更严重的情况，以进一步分析故障机制并采取措施。因此，需要集成分析工具将故障诊断结果与电网运行状态的模式和特征相关联。因此，人们相信可视化分析方法和技术通过提供一个平台来探索、理解和分析数据，对于该应用领域是有益的。

考虑到这些挑战，这是动机的工作的两倍。第一，通过分析故障诊断研究的网格定位是正确的操作条件下，能够模糊甚至丢失或错误的警报信息，收集了从通信系统中的网格。因此，运营商可以使电网的正确操作和提高保护系统的控制在一个适当的方式。第二，对现有的故障诊断方法无法解释的方式进一步了解块的风险采取不同的地方在对断层带的位置。理解的影响，不同的故障和严重程度)，使更多的适当的控制可以帮助研究和保护计划。

据我们所知，用于故障情况下电网运行状态可视化诊断的有效可视化分析工具仍然缺乏。因此，我们与领域专家密切合作，试图在可视化分析过程中采用最新的深度学习方法来分析电网故障及其对电网运行状况的影响。主要贡献点如下一种可靠的故障定位诊断方法，能够在分类上下文中表征低级和高级特征；一个可视化的分析过程，支持从不同细节层次探索、识别和总结故障及其对电网运行状况的动态影响模式。



### 4.1.2 问题抽象

自动诊断故障位置。根据节点和链路的地理位置，将电网划分为不同的区域。特定区域的电网控制中心监控其自身的元件并能够在其内部定位故障。其他地区发生的故障，特别是连接两个地区的电力线路上的故障，对该地区电网元件也有很强的影响，但超出了其检测范围。在实际情况下，区域控制中心的分析人员需要对其他区域的故障位置区域进行人工判断。一种自动诊断方法可以提高电网控制的效率，从而减少损耗。

总结了电网运行状态下故障的群组影响模式。故障影响模式表现为对电网运行状况的影响，可概括为  $p = (\text{节点}; \text{变量}; \text{变化})$ ，它描述电网中受影响最大的节点上某些变量的值变化。领域专家对影响模式感兴趣，因为可以推断影响范围和行为来指导网格控制。通过推广群体影响模式，可以识别复杂电力系统的相似运动特征。因此，类似的控制策略可以应用于类似的情况。

为操作条件分析提供单独的上下文信息。从群体影响模式的总结，分析人士预计识别特定案件受到更严重的影响或其集团表现异常。因此，通过显示变化的工况各汽车分析师个人模拟样品的上下文信息的请求。这有助于他们找到最脆弱的部分，容易受到影响并造成严重后果。

探索异常传播模式在个体层面上。特别地，领域专家对识别每个组的代表或离群个体感兴趣。通过揭示网格中所有节点之间的相互影响，探索具有代表性的个体中的故障传播模式可以深入了解故障机制的原子级别；而在异常的个体中进行探索有助于推理特殊情况。因此，我们需要检测单个仿真样本的异常操作节点和阶段，并在这些阶段之间构建演进过程。

## 4.2 深度神经网络模型

### 4.2.1 选择深度神经网络的原因

### 4.2.2 RNN 原理

RNN (Recurrent Neural Network, 循环神经网络) 是一类用于处理序列数据的神经网络。

### 4.2.3 基于 RNN 的 LSTM 模型

多变量时间序列分类问题的一个主要挑战是捕获时间依赖性。标准递归神经网络(RNN)在序列数据研究中已显示出其解决大量任务的能力，但未能有效和有效地桥接输入相关信

号之间的长时滞 [17]。长短期记忆 (LSTM) 网络是一种新型的 RNN 模型，它克服了这一问题，并已用于许多序列数据相关问题的现有解决方案 [15]，如手写识别 [12] 和语音识别 [14]。

4.2.4 LSTM-FCN 的网络结构与原理

最近发展起来的具有 LSTM（表示为 MLSTM-FCN）的完全卷积网络（FCN）的增强 (23)。该方法避免了繁重的预处理和特征工程，利用 FCN 对单变量时间序列进行分类。它进一步将问题扩展到多变量时间序列的分类，并通过添加挤压和激励块来提供有效的解决方案。在复杂多变量时间序列的分类任务中，快速 FCN 和精确 LSTM 的结合被证明优于大多数其它最先进的模型。

图 4-1 显示了 MLSTM-FCN 模型的网络体系结构，该模型由 LSTM 块和 FCN 块组成。该模型的输入是包含  $n$  个时间步长的数据矩阵 AMN 和每个时间步长的  $m$  个变量。

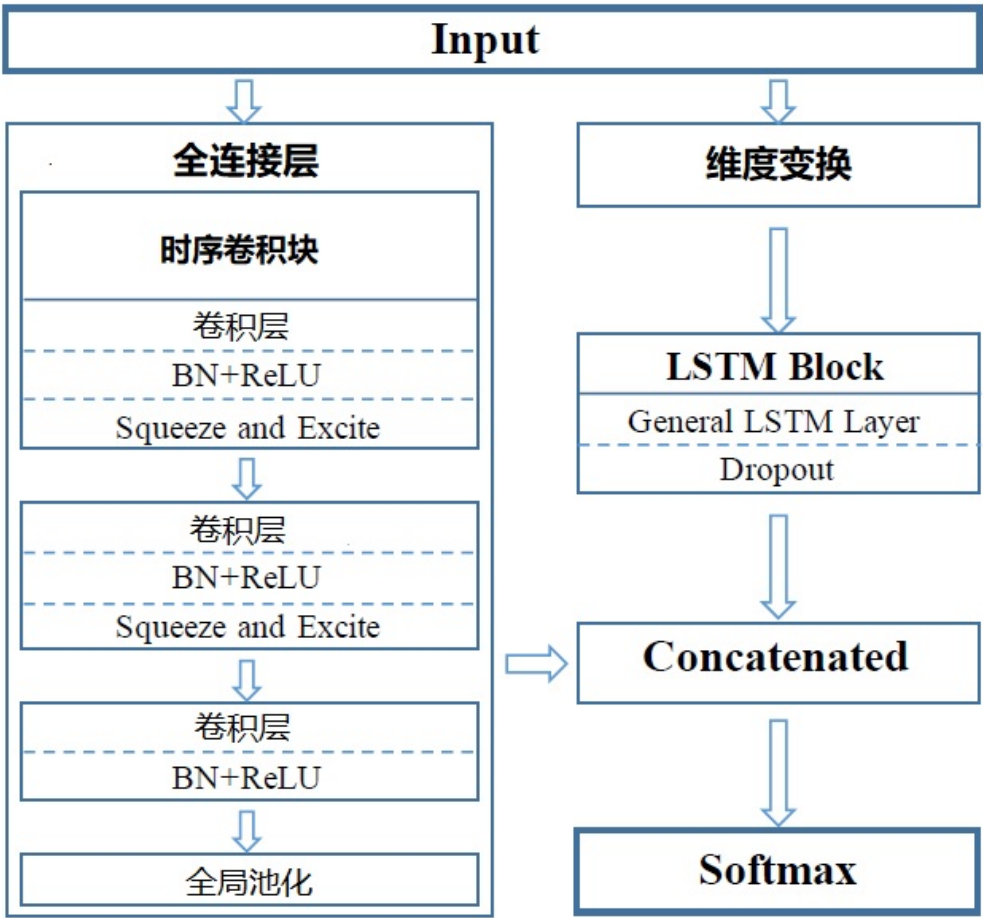


图 4-1 MLSTM-FCN

### 4.3 具体实现

在将数据矩阵  $A$  传递给 LSTM 块之前, 如果  $n$  大于  $m$ , 则维度变换层将把  $A_{m \times n}$  转换为  $A_{n \times m}$ , 以提高模型效率。LSTM 块由一个一般的 LSTM 层和一个 dropout 层组成。LSTM 层使用存储单元来保持细胞状态随着时间的推移, 并通过网络环路传递信息。存储单元通过将加权和输入到逐点激活函数 (sigmoid 函数) 并执行逐点乘法运算来控制信息流入和流出存储单元。LSTM 层后面的单元和门的概念提取输入数据矩阵的特征, 保持长期的时间依赖性。Dropout 层通过减少过拟合进一步提高了模型性能。

另一方面, FCN 块通过三个时间卷积块和一个全局池化层同时从输入数据矩阵中提取特征。每个时间卷积块由卷积层和批量归一化层组成。卷积层检测特征的局部组合。批量归一化层对每个训练小批量进行归一化, 然后将归一化结果输入到整流线性单元的激活函数。批量归一化层不仅允许使用更高的学习速率, 而且还充当调节器 [19]。特别地, 前两个时间卷积块包含挤压和激励块, 它学习解释每个通道的特征图的重要性的权重。最后, 通过全局池化层合并类似的特征。

然后将 LSTM 块和 FCN 块的输出特征串联起来, 接着是 Softmax 分类层。它采用 softmax 函数将串联结果映射为概率分布, 基于该概率分布进行分类。

#### 4.3.1 数据处理

#### 4.3.2 参数设置 (调参过程)

#### 4.3.3 实现

keras 库、基于 tensorflow、变成语言 python

## 5 系统设计与可视设计

### 5.1 系统实现

本系统采用浏览器-服务器（B/S, browser and server）架构。B/S 架构与客户端-服务端（C/S, client and server）架构不同，它具有相对平台独立、易用和易开发的特点，这些特点分别体现于：B/S 架构的终端运行在浏览器上，软件运行的最终效果与操作系统较不相关；软件的使用成本低，用户只需处在能对服务器发起会话的网络中借助浏览器即可访问系统，无须引入可能更为复杂的环境配置等环节；JavaScript, Python 是目前比较流行的语言，它们背后强大的社区能为使用这门语言的开发者提供迅捷有效的支持，可以更为快捷的实现想要的效果。依据数据通路和各模块间的依赖关系，可将本文系统划分为四个模块：暂态稳定计算模块、数据预处理模块、后端服务器和前端浏览器。本章会对这些模块的具体设计进行介绍。

#### 5.1.1 系统结构

##### 5.1.1.1 暂态稳定计算模块

暂态稳定计算模块可以生成电网仿真数据，该模块产生的数据包括但不限于：记录每个节点（母线）静态属性的潮流母线数据文件、记录每条边（基准电压不同的母线间的连线）静态属性的交流线和变压器数据文件、定义故障表现方式（故障类型、出现的时刻等）的网络故障数据文件、定义结果文件格式的暂态稳定计算结果元数据文件以及暂态稳定计算结果文件。

##### 5.1.1.2 数据预处理模块

数据预处理模块针对原始仿真数据中存在的数值重复、数据缺失等问题，首先对数据进行清洗，再从潮流母线、交流线和变压器数据文件中抽取出电网拓扑图。Dijkstra 算法常用于解决不含负权环的单源最短路问题，本文作者实现了变种的 Dijkstra 算法 5 用于解决电

网系统中多故障源的“多源”最短路问题。进一步的，本模块根据暂态稳定计算结果元数据文件，解析了暂态稳定计算结果文件，为不同的物理量生成了不同的 Json 文件，存储在服务器端以供用户按需访问。最后，根据网络故障数据文件，本模块可以计算故障发生后每段母线上任一物理量与故障前一时刻的差分，这些差值所形成的差分文件将在生成差分 WaveLines 图时发挥作用。当两段母线间，存在多条线路直接或间接地将它们相连时，它们间的并联组框可以通过如下公式算得，或者近似的，可以用多条道路中阻抗最小的一条支路阻抗作为近似值。

### 5.1.2 后端设计

后端服务器负责用户验证与授权、应用户的资源请求，并根据用户指定的统计质量控制方法及给出的参数，在线计算异常区间。后端服务器是由 Django 框架实现的。Django 是一款免费的、开源的高级 Python Web 框架。它由一批经验丰富的开发者构建，能够代替它的使用者处理许多在 Web 开发过程中遇到的麻烦，使得开发者可以专注于编写应用程序本身，快速迭代产品。

#### 5.1.2.1 用户验证

用户验证的目的是在于验证用户是否确实是其所生成的角色，用户授权的目的在于定义验证用户的资源访问权限。为了简单起见，我们在后文中将用用户验证去指代这两种任务。一个用户验证系统应包含：用户、权限（一个用于标识特定用户能否访问某种特定资源的标识）、用户组、用于登录或限制访问内容的表单和其他视图工具以及一个可定制的密码哈希系统。Django 中的验证系统采用了非常通用的设计，有些 Web 验证系统中常见的有些特性并没有被其支持。相反的，这些常见问题的解决方案可以从第三方库中获得。这些常见问题有：密码强度检查（检查密码长度、是否含有不同类型的字符等）、最大试错次数和基于第三方平台的验证方式等。

#### 5.1.2.2 RESTful 资源请求架构

当下是一个各种智能终端（如手机、平板、桌面电脑和其他专用设备）如雨后春笋般涌现的时代，一套规范的应用程序接口（Application Program Interface, AP）命名方式可以很好地帮助前后端通信的设计与实现，使得应用开发者可以快速、正确地开发程序，并提高程序的可维护性。Fielding 提出表现层状态转换（Representational State Transfer, REST）原则，定义了超文本传输协议（Hyper Text Transfer Protocol）请求中的资源（Resources）、表现

层 (Representation) 和状态转换 (State Transfer)。本文系统的 API 设计具有结构清晰、符合标准、易于理解、扩展方便的特点, 是一个可以很好地相应用户 (前端) 请求的 RESTful 架构系统。

### 5.1.2.3 缓存算法

当后端服务器接收到用户请求时, 不失一般性的, 后端服务器将通过磁盘 IO 访问特定的样本数据。在计算中, 高速缓存 (Cache) 是存储数据的硬件或软件组件, 因此可以更快地为将来的数据请求提供服务; 存储在缓存中的数据可能是早期计算的结果, 或者存储在别处的数据的副本。当缓存满了时, 算法必须选择丢弃哪些条目 (Entry) 来为新的缓存留出空间。高速缓存算法 (Cache Algorithm, 也经常称为高速缓存替换算法或高速缓存替换策略) 可以用来优化计算机指令或算法, 使得计算机中的硬件结构或程序能更好地管理、使用高速缓存。为保证可以高效、低延迟地响应用户请求, 本文作者在算法 6 中实现了一个基于最近最少使用策略 (Least Recently Used, LRU) 的缓存管理功能来减少系统对磁盘的访问次数。该实现的特点在于调用 `get` 和 `put` 函数的时间复杂度都是  $O(1)$  的。这是由于, 在给定迭代器指定插入删除的位置时, 链表的插入和删除的时间复杂度都为  $O(1)$ ; 访问通过哈希算法实现的映射表的时间复杂度同样是  $O(1)$  的。

## 5.1.3 前端设计

### 5.1.3.1 模块构建工具

前端模块负责快速绘制可视化结果, 提供交互界面等任务。本模块引入了 Webpack[49] 和 Babel[50], 在程序开发和程序发布两个环节都为软件开发者提供了极大的帮助。Webpack 工具不仅支持通过 `dev-server` 监听 HTML 源文件的改动对网页进行热更新, 还可以将多个 JavaScript 文件打包成一个 JavaScript 文件。Babel 作为 JavaScript 编译器, 紧跟时代潮流, 支持软件开发者使用 ECMAScript 2017(ES8) 语法。上述特性不仅可以帮助软件开发者更快地开发和发布产品, 同时发布产品时仅需向外界提供被 Babel 解释过的代码, 很好地保护了源代码。在开发现代软件的过程中, 开源社区不仅使用 ES8 新标准, 还采用了一系列拓展的 JavaScript 语法来加强程序语言的表达能力。为适应这一潮流, 本模块还采用了如 `babelplugin-transform-object-rest-spread` 等的 Babel 相关插件, 用以支持如对象解构赋值等的高级语言特性。

### 5.1.3.2 交互组件库

为实现具有丰富交互特性的前端模块,本文系统采用了 React, D3 等前端交互组件库,支持用户在 SVG 或 canvas 元素上完成探索任务。React 由 Facebook, Instagram 及由个人开发者所组成的社区所维护,是一种用于构建用户交互界面的 JavaScript 第三方库。它具有如下的特点: 声明式:使用 React 创建交互式用户界面十分轻松,它能为应用程序中的每个状态设计简单的视图,并将在数据更改时有效地更新和渲染正确的组件。声明式编程可以使得代码更具可预测性,更易于调试; 组件化:用户可以构建具有自我状态管理能力的封装组件,然后将其组合成复杂的用户交互界面。由于组件逻辑是用 JavaScript 而非模板编写,因此可以通过应用程序轻松传递丰富的数据,并将状态保留在文档对象模型(Document Object Model, DOM)之外; 一次编写多次使用:类比的,React 仅作为传统的“模型-视图-控制器”(Model, View, Controller)架构中的视图层,并不对所处系统的技术栈做出假设。因此,用户可以在不重写现有代码的前提下,通过 React 开发新功能。同时,React 也可以和 Node.js 结合支持服务器端渲染,或通过 React Native 赋能移动应用程序。

D3 作为 JavaScript 第三方库,主要用于进行在 Web 浏览器中的交互式数据可视化编程,历经多个版本的改动,目前最为主流的为 D3 v4 版本(第四版本)。它遵循主流的 SVG, HTML5 和 CSS 标准,并支持对视觉效果的高度定制化编程。截至今日,已有数以万计的网站使用它作为构建可视分析系统最常用的工具,其作者 Mick Bostock 的画廊 [54] 展示了诸多使用 D3 构建的样例。同时,许多鼎鼎有名的第三方开源库也直接使用或借鉴了 D3 的代码或设计理念,这些软件包括但不限于:百度的 ECharts、蚂蚁金服的 G2、Vega 及其拓展 Vega-lite。本文系统遵循业界最佳实践,采用 D3 实现了电网拓扑图、统计图、WaveLines 视图及半矩阵视图。

### 5.1.3.3 状态管理器

Redux 是为 JavaScript 应用开发的状态容器。它非常轻量,连同其依赖库,仅有 2KB 大小。它可以帮助开发者编写在不同环境(客户端、服务器和本地)中运行一致并且易于测试的应用程序。例如,它通过支持“结合时间旅行(time travelling)调试器”的实时代码编辑器提供了很好的开发者体验。根据 Redux 的设计理念,本文作者定义了全局状态用来描述当前应用所包含的服务器响应、缓存数据和尚未发往服务器的局部数据,将其与 React 一起配合使用,构建了复杂的单页面应用。

#### 5.1.3.4 均衡化算法的优化

算法 3 所描述的均衡化算法可以使原本不均匀分布的数值分布均匀。假设样本中的数值个数为  $N$ , 那么算法 3 的时间复杂度是为  $(N^2)$ . 算法 8 运用快速排序及二分查找, 可以将算法的平均时

## 5.2 可视设计

## 5.3 实验结果与案例分析



## 6 总结与展望

### 6.1 讨论

本文作者对一批领域专家进行了采访以验证本文系统的有效性。其中两人是电网模拟计算和稳定性分析的专业分析师，并参与了本文系统的开发。他们比较熟悉本文系统的视觉设计和交互。其他人则是经验丰富的操作员，负责模拟数据管理或电网指示。这是他们第一次使用我们的系统来进行可视分析。采访前，本文作者向受访者详细介绍和说明了本系统的使用方法。每次面试持续了大约 45 分钟。访谈期间，本文作者向受访者展示了三个典型的数据样本，并要求他们通过探索系统来分析这些样本。之后，本文作者问了一些如表 1 所示的关于系统可用性、视觉设计和交互的问题，并记录了受访者的反馈意见。采访后，被访者普遍赞赏本系统的可视设计与交互，并认为本系统易用并容易理解。一位分析师评价到：“WaveLiens 和半矩阵的视图都足够明确，即使没有可视化经验的用户也能够流利地使用它。”其他评论包括：“不同视图之间的关联交互为用户从各种视图中获取信息提供了便利。而且，通过时间轴上的缩放操作，用户可以进一步识别变化图案的细节。”总的来说，所有受访者都赞同本系统的可用性。他们也证实，本系统构建了一个直观、系统的方法，用于电网的稳定性分析。他们评论说：“WaveLines 是电网分析中多个方面的有效结合”、“WaveLines 提供了一种直观的方法来衡量系统的稳定性，便于深入分析，如不稳定性推理和模式识别”和“使用 WaveLines 的用户交互界面来研究不同变量之间的关联关系十分方便”。他们还指出，WaveLines 在电网分析方面具有巨大的潜力。一位分析师说：“我们现在处于一个有意义的起点。我们所做的工作颇具启发性，因为我们正在为电网分析开辟一个全新的方向。电压和频率的交互相关分析是相当有价值的，但以前从来没有任何实用工具实现过这一点。”

### 6.2 未来工作

电网系统的稳定性关系到国民安危与经济增长，本文作者在设计并实现可视分析系统的过程中，也发掘了诸多可进一步探究的课题：(1) WaveLines 视图中蕴含的特征为专家提

供了从全局到局部的可视分析解决方案,运用深度学习技术,从海量图片中学习出模型,将有可能进一步帮助专家研判电网系统稳定性。(2)相比针对小算例数据的处理方式,本文系统在处理大算例数据时显得相对粗糙:揭示了稳定电网中存在的局部扰动,却没能很好地刻画全网状态。探究针对大规模电网的可视分析技术具有着极其重要的实际意义。(3)基于拼接屏的超高清可视分析技术在国内外学术界和工业界中均有应用,本文作者所在小组正维护着一个由 33 块 55 英寸显示屏所组成的显示集群,将软件重构为适配该硬件的可视分析系统可以带来令人震撼的效果,同时也可为超高清拼接屏可视分析的研究积累宝贵经验

### 6.3 总结

本文介绍了一种针对电力行业基于仿真的稳定性分析应用领域的可视化分析方法。本文提出了一个多变量模拟时间序列相关分析的可视分析系统,旨在帮助分析电网的稳定性。特别的,本文发明了新颖的可视化设计设计和基于统计质量控制的方法在支持异常检测和模式识别中的应用。本文作者与领域专家紧密合作,提取了一系列分析任务、要求和设计指南来指导系统设计。案例研究和专家反馈证实了本系统的有效性和实用性。就本文作者所知,本文是国内首次尝试将可视化分析方法应用于电网稳定性分析的工作,并相信本文所提出的工作有希望激发未来的电网分析,为构建智能电网添砖加瓦。